基于计算机视觉的奶牛生理参数监测与疾病诊断研究进展及挑战

康　熙[1,2,3]，刘　刚[1,2*]，初梦苑[1,2]，李　前[1,2]，王彦超[1,2]

（1. 中国农业大学智慧农业系统集成研究教育部重点实验室，北京 100083；2. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室，北京 100083；3. 浙大宁波理工学院 计算机与数据工程学院，浙江宁波 315200）

摘　要：利用先进的信息技术推动智能养殖业发展已经成为奶牛养殖研究领域的重要目标和任务。计算机视觉技术具有非接触、免应激、低成本及高通量等优点，在畜牧生产中应用前景广阔。本文在阐述了计算机视觉技术在智能化养殖业发展中重要性的基础上，首先介绍了基于计算机视觉的奶牛生理参数监测进展，包括体尺、体温、体重的前沿监测设备、技术和模型参数。然后阐述了奶牛跛行及乳腺炎等疾病诊断的前沿技术发展过程和研究现状。目前，相关技术研究和应用推广存在检测准确性不高，受环境因素影响较大，非标准化养殖场结构制约检测系统普及，以及检测系统成本较高等问题和挑战。最后，本文结合中国养殖业发展现状，针对保证检测准确性、减少环境干扰等问题，就如何提高计算机视觉技术在智能化养殖业中的准确性和普适性提出了相关建议，旨在为中国奶牛养殖业的科学管理和现代化生产提供新方法和新思路。

关键词：奶牛养殖；计算机视觉；生理参数监测；疾病诊断；精细畜牧业；智能养殖

中图分类号：S-1;S8-01　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**SA202204005

引用格式：康熙, 刘刚, 初梦苑, 李前, 王彦超. 基于计算机视觉的奶牛生理参数监测与疾病诊断研究进展及挑战[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(2): 1-18.

KANG Xi, LIU Gang, CHU Mengyuan, LI Qian, WANG Yanchao. Advances and challenges in physiological parameters monitoring and diseases diagnosing of dairy cows based on computer vision[J]. Smart Agriculture, 2022, 4(2): 1-18. (in Chinese with English abstract)

1　引言

牛奶是健康中国、强壮国人的重要食物，奶业的振兴关系到了农业供给侧结构性改革的全局[1]。随着经济的发展和国家的大力扶持，奶业的规模不断提高，中国居民人均奶类消费量逐年上升，已成为了牛奶生产和奶制品消费的大国[2]。奶牛的健康是牛奶产量和质量的基础和保障，近些年来受到了国家的极大重视。在“十三五”期间，奶牛健康养殖项目被划入农牧行业的优先发展方向，奶业振兴取得了显著成效：2020年，全国奶类产量3530万吨，百头以上奶牛规模养殖比重达67.2%，分别比2015年提高了7%和18.9%。奶牛年均单产达到8.3吨，比2015年提高了2.3吨[3]。2021年，中国奶牛单产达到8.6吨，比2020年提高3.6%[4]。然而，中国的牛奶产业仍然存在整体竞争力不足、受进口冲击严重等问题[3]。因此，《中华人民共和国国民经济和

收稿日期：2022-04-28

基金项目：国家重点研发计划项目（2021YFD1300502）

作者简介：康　熙（1992—），男，博士，研究方向为农业健康养殖智能信息技术。E-mail：B20183080643@cau.edu.cn

*通信作者：刘　刚（1966—），男，博士，教授，研究方向为电子信息技术在农业中的应用。E-mail：pac@cau.edu.cn

社会发展第十四个五年规划和2035年远景目标纲要》（简称“十四五”规划）制定了提高全国奶类产量、增大养殖规模以及提升养殖场现代化设施装备建设水平的发展目标[5]，旨在促进中国奶业发展，提升中国奶产品的质量和竞争力。

随着新一代信息技术应用在奶牛养殖过程中，多种先进技术取代了人工操作，提高了工作效率、降低了人工成本。发达国家的信息化水平较高，养殖业中的环境监控、个体识别、精准饲喂及数字化管理等技术发展迅速。早在二十世纪八十年代，以色列、美国等农业大国已经将奶牛智能化养殖技术投入到了畜牧生产应用中。以色列阿菲金公司研发了全球第一套计算机牧场管理软件——阿菲牧（AfiFarm），将牧场数据信息收集、整理和奶牛养殖技术融合[6]。中国相关研究起步较晚，装备智能化程度不高，但无人化设施养殖发展势头强劲[7]。近年来，中国奶牛养殖业结构从农户散养化逐渐向着集成化、自动化、规模化和现代化的方向发展[8,9]，处于传统养殖向智能养殖的过渡阶段，存在专用传感器落后、决策算法准确度低以及缺乏智能化精准作业装备的问题[10]。因此，利用先进的信息技术实现智能养殖建设，进而保障奶牛身体健康、提高奶牛生活福利和养殖场经济效益已经成为奶牛养殖研究领域的重要目标和任务。

计算机视觉技术具有非接触、免应激、低成本及高通量等优点，在畜牧生产中应用前景广阔[8,11]。该技术可以通过相机模拟工作人员观察视角，结合人工智能技术模拟人类思维，代替养殖场工作人员完成一系列工作，节约人力成本。并且由于计算机视觉系统工作时间长、稳定性高，可以很大程度地提高工作效率与数据利用率。此外，一些新型相机可以获取目标的深度信息和温度信息，以非接触的方式实现奶牛体尺、温度等生理信息获取，高效无接触地实现奶牛部分生理参数的监测和疾病的诊断。因此，计算机视觉技术应用于奶牛养殖业，可以避免奶牛应激，节约人力物力并且提高工作效率，是智能养殖业发展中的重要技术手段。

为进一步明确当前基于计算机视觉技术针对奶牛生理参数监测与疾病诊断的研究进展以及面临的问题和挑战。本文在阐述了计算机视觉技术在智能化养殖业发展中重要性的基础上，介绍了基于计算机视觉的奶牛生理参数和疾病诊断的前沿技术，探讨了相关技术研究和应用推广所面临的问题和挑战，并结合中国养殖业发展现状，就如何提高计算机视觉技术在智能化养殖业中的普适性提出了相关建议，旨在为中国奶牛养殖业的科学管理和现代化生产提供新方法和新思路，为中国智能养殖业和农业现代化发展提供理论参考和技术支撑。

2 奶牛生理参数监测

奶牛生理参数主要包括体尺、体温、呼吸频率和血液生化指标等，奶牛生理参数的监测对于保障奶牛的生产性能、健康状况和经济价值具有十分重要的意义[12]。其中，基于计算机视觉技术的奶牛体温和体尺参数监测已被广泛研究，通过无应激的手段实时监测奶牛生理参数，可为养殖场人员及时提供奶牛生理指标，以确保奶牛的养殖安全和生活福利。奶牛生理参数监测技术示意图如图1所示。本节介绍奶牛体尺、体温和体重三方面的监测研究进展。

2.1 奶牛体尺监测

奶牛的体尺参数不仅为畜牧专家选种育种提供参考依据，还是养殖场评估奶牛个体或群体生产性能的重要标准[13]。长期以来，奶牛体尺通常采用测杖、卷尺和皮尺等工具进行手工测量，该方式易受人为主观因素影响，且有损动物福利。随着养殖场向着规模化发展，人工测量不仅更加费时费力，而且数据管理较为困难[14]。

计算机视觉技术可以实现奶牛体尺的无接触、无应激测量[15]。研究者借助可见光相机、深度相机等设备获取奶牛图像数据后，通过图像预处理、计算、预测与度量等操作，实现奶牛体尺参数的自动

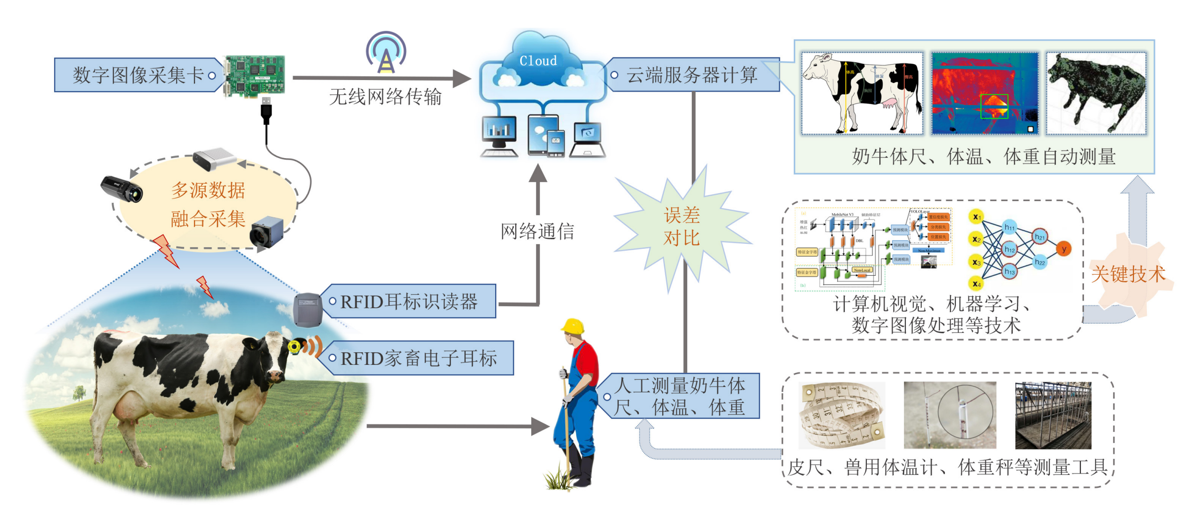


图 1　奶牛生理参数监测技术示意图

Fig. 1 Sketch map of monitoring technique for cow physiological parameters

化测量，并取得了丰硕的研究成果。

奶牛体尺自动测量技术在研究初期多是基于二维图像展开的，研究人员利用可见光相机、热红外相机或深度相机获取奶牛二维图像数据并进行处理分析[16]。但热红外相机成本普遍较高，并且热红外图像分辨率和对比度偏低，不利于奶牛体尺测量技术的应用和推广。后续有研究借助可见光相机采集奶牛彩色图像，但彩色图像中的奶牛目标易受养殖场复杂环境影响，分割效果较为粗糙。深度相机的工作原理通常是根据相机与物体之间的距离进行成像，所以目标分割难度较小，分割效果更加清晰。因此，后续研究多采用深度相机进行数据采集。表 1 总结了当前较为典型的基于计算机视觉的奶牛体尺检测研究成果。

表 1　基于计算机视觉技术的奶牛体尺测量相关研究

Table 1 Researches on computer vision-based measurement of body size of dairy cows

文献	年份	设备类型	技术	体尺	研究结果	样本量/个
Stajnko 等[16]	2008	热成像仪	数字图像处理	体高、臀高	标准差为 0.10～0.433 cm	12
Taşdemir 等[17]	2011	可见光相机	数字图像处理	肩高、臀高、臀宽、体长	平均精度为 97.215%	115
郭浩等[18]	2014	深度相机	三维点云处理	胸宽、尻宽、前乳头长度等	相对误差小于 10%	——
Marinello 等[19]	2015	深度相机	三维点云处理	臀宽、体长、体高、胸围等	手工与算法测量的平均决定系数为 0.929	20
Nir 等[20]	2018	深度相机	数字图像处理	体高、臀高	手工与算法测量的平均决定系数为 0.969	107
Pezzuolo 等[21]	2018	深度相机	三维点云处理	臀宽、体长、体高、胸深等	相对误差小于 6%	20
Le Cozler 等[22]	2019	3D 扫描仪	三维点云处理	肩高、臀宽、体宽、坐骨宽度等	手工与 3D 测量之间平均相关性为 0.75	30
李琦等[23]	2020	可见光相机	三维点云处理	体长、体高、体斜长	平均相对误差为 6.24%	15
初梦苑[24]	2020	深度相机	三维点云处理	胸围	平均相对误差为 3.30%	86
Kamchen 等[25]	2021	RGB-D 相机	深度学习、数字图像处理	臀宽、臀长、臀高、肩高	平均相对误差为 11.58%	260

早期研究多利用传统的数字图像处理方法定位奶牛体尺测点，估测奶牛体尺参数[20]，但该方法易受环境等外界因素影响，导致奶牛体尺估测精度较低。随着人工智能技术的快速发展，深度学习技术应用于奶牛体尺测点定位研究，显著地提高了检测精度[26]。深度学习技术可以筛选质量较好的图像，用于定位体尺测点，在奶牛形态测量评估中具有较大的应用潜力[25]。基于二维图像的奶牛体尺测量研究处理算法较为简单，且计算速度快，基本满足奶牛体尺实时测量的要

求。但对于奶牛胸围、腹围、管围等体尺围度的测量，则表现出一定的局限性。

随着三维重建技术的不断发展以及消费级深度相机的普及应用，研究人员将三维点云处理技术应用于奶牛体尺自动测量领域，并且验证了三维点云处理技术在奶牛体尺参数自动测量方面的可行性[18, 27]。有研究采用Kinect、Xtion等消费级深度相机采集奶牛深度图像，并将深度图像转换为三维点云，通过三维点云处理方法定位奶牛体尺测点，进而计算体尺参数[19, 28]。但消费级深度相机通常易受强光照干扰，且当观测对象运动时容易出现图像模糊，影响奶牛体尺测点定位精度。研究人员针对这一问题，利用三维激光扫描仪直接获取奶牛体表点云数据，并重构完整的奶牛点云模型，进而计算奶牛各项体尺数据，精度有了较大提高[22]。但三维扫描仪采集的数据量较大，导致点云处理时间较长，且三维扫描仪成本较高，不利于奶牛体尺测量技术的实时计算与应用推广。因此，大多数研究仍采用消费级深度相机进行奶牛体尺自动测量，通过算法创新与改进，提升奶牛体尺测点定位精度[23]。随着奶牛体尺测量研究的逐步深入，奶牛围度体尺自动测量受到研究者的广泛关注，多目相机的体尺检测以及奶牛体尺对体重、发育程度和健康状况的评估成为目前奶牛体尺自动测量研究的热点[16,29,30]。

综上所述，利用消费级深度相机采集奶牛深度信息，并转换为三维点云数据，通过计算机视觉和深度学习等先进技术，自动计算奶牛体尺参数，成为目前奶牛体尺自动测量领域的主要方法与研究热点。但如何提高点云处理速度、体尺测点定位精度、算法普适性与鲁棒性仍是目前研究亟需突破的关键问题。

2.2 奶牛体温监测

体温是评价奶牛健康和生理状况的第一指标，及时准确地检测体温变化对奶牛养殖和健康管理具有重要意义[31]。奶牛的正常体温为38.5～39.5 ℃，疾病、发情和热应激等原因均会造成奶牛体温的变化[32]。直肠温被认为是评定动物体热平衡状态的首要生理指标[33]，临床上通常使用直肠温代表奶牛体温，因此传统的奶牛体温检测多采用人工直肠测温方法[33]。然而，这种方法费时费力、创伤性较大，并且由于测温时奶牛需要被控制，极易引起应激反应，导致奶牛体温升高，从而降低体温检测的准确性[34]。热红外相机可以探测物体辐射出的红外线，转化成为人眼可见的二维图像，非接触式地测量物体表面温度[35]。随着热成像技术的发展和热红外相机的广泛应用，这种无损、无接触的测温方式有效地避免了上述传统测温方式所带来的问题，为奶牛体温检测研究提供了新的方向。热红外相机的主要组成结构为：光学镜头、红外探测器和信号采集电路。物体表面辐射出的红外电磁波由光学镜头接收，再传输到红外探测器，红外探测器将红外辐射转换成对应的图像，获取物体的温度分布状况，其工作原理如图2所示。

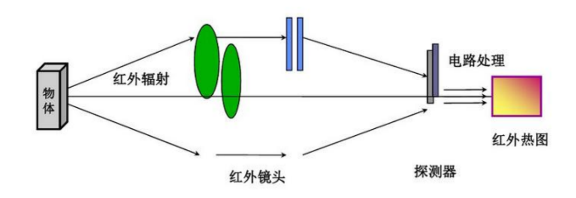


图2 热红外相机工作原理示意图

Fig. 2 Schematic diagram of working principle of thermal infrared camera

研究人员开展了基于热红外相机的奶牛体温检测相关研究，表2所示为该领域较为典型的研究成果。从方法和技术层面来看，将热成像技术应用于养殖场的奶牛体温检测工作中，主要面临以下三大问题，大部分的研究也是围绕这三项问题开展的。

首先，动物的体温一般使用其体核温度（动物机体内部器官或深部组织的热量状态）表示[33]，热红外相机获取的是奶牛体表温度。因此，探究体表温度与体核温度间的相关性以及体表温度能否作为体核温度的有效代替指标是需要解决的关键问题。近年来，许多研究人员开展了

表 2 基于计算机视觉技术的奶牛体温检测相关研究

Table 2 Researches on computer vision-based temperature detection of dairy cows

文献	年份	相机类型	技术	研究目标	研究结果	样本量/个
Hoffmann等[36]	2013	OPTRIS® PI 160热红外相机	Kenward-Roger近似检验	奶牛身体各部位和外阴温度差异	奶牛眼睛与外阴温度差异最小	22
Salles等[37]	2016	FLIR Fluke Ti20 TM热像仪	Pearson相关性分析	奶牛身体各部位和直肠温度相关性	奶牛前额与直肠温度相关性达到0.9	24
Peng等[38]	2019	VarioCAM®热红外相机	单因素方差分析	不同温湿度环境下奶牛体表温度和直肠温度变化	体表温度比直肠温度对环境变化更敏感	488
何金成等[39]	2020	FLIR E60便携式红外热像仪	相关性分析	环境温湿度对体表温度检测影响	环境温度影响较大；眼温与直肠温相关性最高	200
何东健等[32]	2021	MAG62型热像仪	骨架树模型	奶牛眼温检测	平均绝对误差0.35 ℃、平均相对误差为0.38%	40
Jaddoa等[40]	2021	FLIR A310、T420热红外相机	机器学习与阈值处理	奶牛眼温检测	平均精度为0.72，敏感性0.98	35

热红外图像中奶牛不同部位体表温度与体核温度之间相关性的研究。其中，热红外相机所检测的奶牛身体部位主要包括眼睛、耳后、前额、腹部、外阴、乳房和蹄部等[37]。结果表明，奶牛眼睛、前额温度与直肠温之间存在较高的相关性，可用于奶牛体温的检测[36,37,40]。

其次，由于热红外相机获取的是奶牛热图像，其中感兴趣区域（Region of interest，ROI）的温度提取需要在图像中对该区域进行定位，眼睛等ROI区域通过专用的软件由人工标定，费时费力且自动化水平较低。因此，研究人员开展了热红外图像中ROI区域自动定位的方法研究。由于热红外图像分辨率较低、ROI区域面积较小、特征不明显并且奶牛姿态多变，导致了直接对ROI区域定位的精度较低。研究人员通过ROI区域与头部、身体的相对位置关系，结合图像处理、骨架树及深度学习等模型实现了热红外图像中ROI区域较为准确的定位[32,41,42]，但上述方法仍受奶牛头部姿态变化影响，定位精度仍有待提高。

最后，虽然奶牛作为高等动物具有完善的体温调节机制，能够在外界环境温度改变时，通过调节机体的产热和散热过程，维持体核温度的相对恒定[33]。但体表温度易受环境变化的影响，因此研究人员针对明确影响热红外相机温度检测的养殖场环境因素，以及如何对该影响进行补偿进而提高检测精度的问题开展了研究。研究结果表明，奶牛体表温度会随环境温度的变化而变化[39]，且不同部位表面温度受环境温度影响不同，其中奶牛眼温受环境影响较小[38]，较为适合用于基于热红外视频的奶牛体温监测研究。此外，相机与拍摄目标的距离、大气对红外辐射能量的吸收等因素都会影响其检测精度。因此，在实际应用中，应充分考虑各种影响测量准确性的因素，并加以调节反馈进而保证获取温度的准确性。

总而言之，基于热红外视频的奶牛体温监测技术相较于人工检测方法具有节省人力物力、无损伤和无应激等优点，是智慧畜牧业中畜禽信息智能感知技术的重要组成部分，但该技术对奶牛体温获取的精度仍有待进一步提高，热红外图像中的目标精准检测以及监测系统对环境鲁棒性的提升是基于热红外视频的奶牛体温监测技术普及应用的关键。

2.3 奶牛体重监测

奶牛体重监测在饲养繁殖过程中占据着重要地位，奶牛体重参数不仅反映其日增重、产奶量、食物转化率与生产性能等重要指标，还是监测奶牛生长发育状况的主要依据[43]。目前国内大多养殖场仍采用传统的体重秤称重方式，由于奶牛难以长时间保持静止不动姿态站立于体重秤上，因此在实际测量过程中，奶牛称重结果精度不高。并且驱赶奶牛上称时，易对奶牛造成应

激，称重结果更加难以控制，且有损动物福利。

随着信息技术的快速发展，有研究提出应用计算机视觉等技术，进行奶牛体重等生理参数的自动测量[44]。该方式不仅可以无应激、无接触式测量奶牛体重，避免造成奶牛应激，而且省时省力，数据管理与存储效率较高[45]。研究者借助可见光相机、深度相机等数据采集设备，实现了基于计算机视觉的奶牛体重自动测量，取得了较多研究成果，如表3所示。

表3 基于计算机视觉技术的奶牛体重测量相关研究

Table 3 Researches on computer vision-based weight measurement of dairy cows

文献	年份	设备类型	技术	模型参数	准确率	样本量/个
Tasdemir等[46]	2011	可见光相机	多元线性回归	体尺	平均相对误差为1.87%	16
张立倩[47]	2013	可见光相机	模糊逼近算法	体尺	平均相对误差为2.00%	——
Song等[48]	2017	Kinect v2	多元线性回归	体尺、年龄、胎次	平均相对误差为5.20%	30
牛金玉[49]	2018	Kinect v2	最小二乘法	体尺	相对均方根误差为2.87%	45
Le Cozler等[50]	2019	Morpho2D	多元线性回归	体尺、体积、表面积	平均相对误差为2.72%	64
初梦苑等[51]	2020	Kinect v2	多元线性回归	体积、表面积	平均相对误差为2.04%	86

根据体重估测模型中所采用的模型参数不同，基于计算机视觉的奶牛体重测量研究主要分为三类，包括基于体尺、基于面积与基于体积的奶牛体重测量模型。研究初期已有许多研究者提出了采用人工测量的奶牛体尺参数，建立经验公式、多元回归模型等用于估测奶牛体重。因此，基于计算机视觉的奶牛体重自动测量技术在研究初期，多将研究重点集中于奶牛体尺自动测量方面，通过降低体尺测量误差，优化体重估测模型，来提高奶牛体重估测模型精度[46,47]。基于体尺参数的奶牛体重估测模型，通常选取奶牛体斜长、体高、胸围、腹围与管围等体尺参数构建多元回归模型[52]。其中，多项研究表明，奶牛体重与胸围、体深、腹宽等参数相关性较强[53]。

基于面积的奶牛体重测量模型，又可分为基于投影面积与基于表面积的测量模型。其中，基于投影面积的奶牛体重测量模型，通常是利用可见光相机或深度相机采集奶牛俯视或侧视图像数据，通过图像预处理、奶牛目标分割等操作，计算奶牛身体区域像素点数作为奶牛在图像中的投影面积，并进一步结合奶牛体尺等数据建立体重估测模型。另外，基于表面积的奶牛体重测量模型，通常采用深度相机采集奶牛俯视与侧视等多视角深度数据，并将深度图像转换为三维模型，通过计算奶牛三维模型的表面积，估测奶牛体重[50,51]。其中，虽然基于投影面积的奶牛体重估测模型的图像处理步骤简洁、构建速度快，但模型精度通常低于基于表面积的奶牛体重估测模型。

基于体积的奶牛体重测量模型与基于表面积的体重模型方法相似，二者都是先利用深度相机构建奶牛三维模型，然后计算模型体积参数，建立奶牛体重估测回归模型[54,55]。其中，也有研究提出基于奶牛体深与体直长等参数，将躯干近似为圆柱体，基于奶牛头部体尺参数，将头部近似为圆锥体，计算圆柱体与圆锥体体积之和，估测奶牛、猪等家畜体重。但相关研究大多仍采用基于奶牛三维模型体积参数，构建体重估测模型。因此，构建精准的奶牛三维模型、提高多视角数据配准精度，成为该方法的研究重点。

综上所述，利用深度相机构建奶牛三维模型，利用计算机视觉、深度学习与多元回归分析等先进技术，计算奶牛直线体尺、围度体尺、投影面积、表面积与体积等表型参数，优化奶牛体重估测模型，成为目前基于计算机视觉的奶牛体重测量领域的研究热点[56]。但仍需进一步探明各项表型参数与奶牛体重的相关性，提高奶牛体重估测模型普适性与鲁棒性。

3 奶牛疾病诊断

奶牛疾病会严重影响奶牛生活福利和养殖场

经济效益，并会为奶制品安全和人类健康带来一定的不利因素[57]。因此，对奶牛疾病的有效防治可以从根本上保证奶牛健康和牛奶品质，减少养殖场经济损失以促进中国奶业发展。奶牛常见的疾病主要包括乳房炎、跛行、酮病以及不孕症等[58]，其中针对奶牛乳房炎和跛行的检测在计算机视觉领域研究广泛。基于计算机视觉的奶牛疾病诊断技术可以高效、无应激地实现奶牛疾病的检测和预警，以保证患病奶牛被及时地发现和治疗，减少养殖场的经济损失。

3.1 奶牛乳房炎检测

奶牛乳房炎是影响奶牛养殖生产环节最严重的疾病之一，不仅会造成奶牛产奶量下降、牛奶品质降低，而且会增加奶牛的淘汰率和死亡率，给奶牛养殖企业带来巨大的经济损失[59,60]。及早发现乳房炎可以防止乳房炎进一步恶化，减少养殖场的经济损失。然而，由于奶牛隐性乳房炎的病因较为复杂、临床症状不明显，人工监测的方法容易造成乳房炎漏检并且工作效率较低。因此，亟需探究一种用于早期和准确检测乳房炎的技术方法，以保证奶牛福利和养殖场的经济效益。

近年来，研究人员针对奶牛乳房炎检测问题探索并开发了一系列方法和设备。早期的方法主要依托于检测牛奶的理化性质[61]，其中小型奶牛场最为常用的是加州乳房炎检测法（California Mastitis Test，CMT），该方法具有检测速度快、价格便宜、操作简单等优点，但其结果无法直接量化，需要安排专业人员进行检查[62]。另外一种比较常见的方法是体细胞检测法（Somatic Cell Count，SCC），即通过测量乳汁中的体细胞数来判定奶牛的健康状态[63]。一般情况下健康奶牛的乳汁体细胞数为25万个/mL左右，然而当奶牛患病时，体细胞数量会快速升高[64]，当体细胞数量高于所设定的阈值时，可判断奶牛患有乳房炎，但该方法的检测过程繁琐，耗费时间较长。pH计检测法也是一种较为准确的乳房炎检测方法，但该方法在每次使用前需要进行标定，过程较繁琐[65]。自上世纪80年代以来，研究人员一直致力于基于牛奶理化性质的奶牛乳房炎自动检测传感器的开发[66]，已开发的传感器包括SCC测量传感器[67,68]、L-乳酸脱氢酶传感器[69]以及生物传感器[70]等等。然而，该类传感器需要严格控制采集样品的环境条件，难以应用到实际生产的大规模牛群检测中[71,72]。

作为一种无创方法，红外热成像技术可以无接触地测量皮肤放射出的热量，从而反应皮下循环和新陈代谢[73]。乳房炎将导致奶牛乳房区域温度升高，通过红外热成像技术可以检测到乳房发出的热辐射变化[74]，因此许多研究者利用这一特点，开展了基于热红外视频的奶牛乳房健康状况评估技术研究[75]。该项技术可以降低奶牛乳房炎检测成本，适应奶牛规模化养殖模式，因此在奶牛乳房炎检测领域发展迅速。表4展示了近年来基于计算机视觉技术的奶牛乳房炎检测相关研究。

就研究方法而言，在利用热成像技术检测奶牛乳房炎的工作中，大部分研究是围绕三种方法进行的。首先是直接通过热红外相机采集奶牛乳房的热红外图像，通过观察热红外图像中奶牛乳

表 4 基于计算机视觉技术的奶牛乳房炎检测相关研究

Table 4 Researches on computer vision-based mastitis detection of dairy cows

文献	年份	相机类型	技术	乳房炎检测指标	研究结果	样本量/个
郭艳娇等[76]	2022	Fotric-625c红外热像仪	线刨法，温度拟合线	奶牛乳房温度拟合线的斜率	奶牛左右患病乳房识别准确率为75%	189
王彦超等[77]	2021	FLIR-A615	深度学习	眼睛乳房温差法	奶牛乳房炎分类准确率为77.3%	22
张旭东等[41]	2019	FLIR-A615	热红外图像处理	眼睛乳房温差法	对于乳房炎分类准确率为87.5%	17
Zhang等[42]	2020	FLIR-A615	深度学习	眼睛乳房温差法	奶牛乳房炎分类准确率为83.33%	30
蔡一欣[65]	2017	5000USB 摄像头	pH 测试纸图像处理	——	平均相对误差为 3.67%，标准差为1.88%	25

房的温度来判断奶牛是否患有乳房炎[78]；其次是通过比较左右两侧乳房温差与所设温差阈值的大小来诊断奶牛乳房炎，因为未患乳房炎的奶牛左右乳房温度间差异不明显，而当奶牛患有乳房炎时，患病乳房表面温度将高于健康乳房的温度。采用左右乳房温差法诊断乳房炎可以减小环境因素（养殖场温湿度[79]、风速[80]等）以及奶牛自身因素（乳房清洁度[81]、奶牛活动量[82]等）对乳房温度的影响，但是当奶牛左右两侧同时患有乳房炎时，其左右乳房温差可能小于设定阈值，造成乳房炎的误判；最后，通过比较奶牛眼乳温差与所设阈值的大小来判断奶牛是否患有乳房炎。由上文可知，热红外图像中的奶牛眼温可用于代表奶牛体温，通过眼乳温差法可以明确奶牛乳房温度与体温的相对变化。但乳房作为敏感区域，其表面温度很容易受到环境因素的影响，造成检测误差。因此，在今后的研究中建议同时考虑奶牛的眼温和左右乳房的温度，既能减小环境等因素的影响又能避免左右乳房同时患病造成的误判，从而提高乳房炎检测的准确性。

就研究技术而言，实现奶牛乳房炎自动化检测的关键在于热图像中对奶牛眼睛和乳房区域的快速及准确定位，现阶段常用的检测技术主要包括传统图像处理技术和深度学习技术。传统图像处理技术提取奶牛关键部位的图像[41,76]，易受环境噪声等因素的干扰[83]，影响乳房炎检测精度。近年来，深度学习技术发展迅速，该技术能够准确地从复杂背景中提取目标和特征，满足对自然场景中奶牛关键部位的高精度检测要求，因此已被广泛应用于奶牛乳房炎的自动检测研究中[77]。此外，在使用眼乳温差法检测奶牛乳房炎时，通常会采取“优先定位头部，再定位眼睛”的策略，以解决奶牛眼睛区域过小、定位准确率低的问题，但奶牛头部姿态的多样性会影响奶牛眼睛温度提取的准确性，因此奶牛头部姿态的判断成为了奶牛热图像的筛选条件[42]，以确保后续奶牛眼睛温度提取的准确性。

综上所述，计算机视觉技术可应用于奶牛乳房炎检测工作中，通过对奶牛关键部位的准确定位，提取其温差信息并与所设定的阈值进行比较，实现奶牛乳房炎检测。然而目前基于温度阈值的乳房炎检测方法准确性仍不高，并且易受环境等因素干扰。因此，乳房炎检测方法的研究以及提高系统的鲁棒性是基于计算机视觉的奶牛乳房炎检测技术的关键研究方向。

3.2 奶牛跛行检测

奶牛跛行主要是由趾间皮炎、蹄底溃疡和蹄叶炎等肢蹄病引起的肢蹄疼痛，而导致的奶牛肢蹄承重能力下降和步态异常[84]。奶牛跛行不仅降低了奶牛福利及潜在产奶量，还会影响奶牛繁殖性能，增加奶牛过早淘汰的风险，奶牛跛行现已成为仅次于乳房炎的影响奶牛健康的第二大类疾病，会对养殖场造成巨大的经济损失[85-87]。

传统的奶牛跛行检测方法以人工观察法为主，通过观察奶牛弓背、点头、步态跟随性以及对称性等方面的异常，对奶牛进行运动评分。使用最广泛的奶牛运动评分标准是经典的五分制奶牛运动评分系统[88]，根据奶牛的背部姿态、站立姿势和行走步态变化，将奶牛跛行分为1～5分值，评分越高表示奶牛跛行越严重。然而该方法受观察者的个人经验及主观因素影响较大，并且需要耗费大量的人力物力。除此之外，人工观察法对奶牛轻微的步态异常不敏感，无法有效辨识轻度跛行[89]。

近年来，计算机视觉技术快速发展，利用该技术可以自动感知奶牛步态行为，避免奶牛应激反应。基于计算机视觉的奶牛跛行识别已成为本研究领域的一个主要研究方向。一些研究者通过相机采集奶牛行走视频数据，从视频图像序列中提取跛行特征并识别奶牛跛行，取得了较好的研究成果[90,91]，表5展示了近年来基于计算机视觉技术的奶牛跛行检测相关研究。

3.2.1 跛行检测系统介绍

基于计算机视觉的奶牛跛行检测系统所使用的相机种类主要有三种，包括二维可见光相机、三维深度相机和热红外相机。基于可见光相机的

表5 基于计算机视觉技术的奶牛跛行识别相关研究

Table 5 Researches on lameness detection of dairy cow based on computer vision

文献	年份	相机类型	分类算法	跛行特征	研究结果	样本量/个
Poursaberi 等[92]	2010	可见光	阈值判别	弓背	灵敏度为100%,特异性为97.60%,准确率为94.70%	184
宋怀波等[93]	2018	可见光	KNN ①	头颈部轮廓	准确率为93.00%	30
Kang 等[94]	2020	可见光	阈值判别	对称性	准确率为96.00%	100
Jiang 等[95]	2022	可见光	BiLSTM ②	弓背	准确率为96.61%	90
Kang 等[96]	2022	可见光	DenseNet	对称性、跟随性	灵敏度为98.50%,特异性为99.25%,准确率为98.50%	456
Viazzi 等[97]	2014	深度	决策树	弓背	灵敏度为82.00%,特异性为91.00%,准确率为90.00%	273
Jabbar 等[98]	2017	深度	SVM ③	对称性	灵敏度为100.00%,特异性为75.00%,准确率为95.70%	22
Alsaaod 和 Büscher[99]	2012	热红外	阈值判别	牛蹄温度	灵敏度为80.00%,特异性为82.90%	24
Alsaaod 等[100]	2014	热红外	阈值判别	前后牛蹄温度差	灵敏度为89.10%,特异性为66.60%	149
康熙等[101]	2021	热红外	阈值判别	弓背	准确率为90.00%	160

注:①k最邻近分类算法(K-NearestNeighbor,KNN);②双向长短词记忆模型(Bi-directional Long Short-Term Memory,BiLSTM);③支持向量机(Support Vector Machine,SVM)

计算机视觉技术，由于可见光相机普遍具有高清晰度和较广的拍摄视野的优点，在检测奶牛跛行研究中得到了广泛的应用，其工作系统如图3所示。摄像机放置在通道的一侧，以确保获取的奶牛行走侧视图清晰完整；工控机与可见光相机连接，其中可见光相机用于视频获取，工控机用于图像处理和算法执行；射频识别采集器（Radio Frequency Identification， RFID）记录每头奶牛的ID编号，用于对应视频中的奶牛。

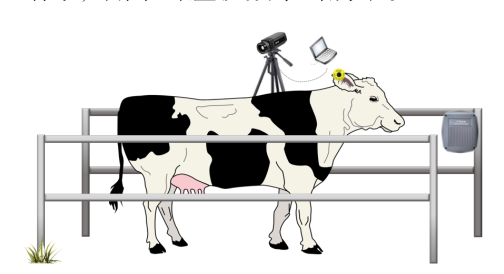


图3 奶牛跛行检测系统结构示意图

Fig. 3 System schematic of cow lameness detection

研究人员利用可见光相机获取奶牛自然行走视频，并对视频中奶牛行走所表现出的步态特征进行量化和分析，进而通过阈值或机器学习等方法实现奶牛跛行的检测和分类[92,98,102]。可见光相机所接收的光波频率与人眼相同，易于研究人员观察分析，并且视频中包含奶牛的姿态信息和步态对称性的动态信息，比较适用于奶牛跛行的检测研究，因此利用可见光相机获取奶牛行走视频成为了早期基于计算机视觉的奶牛跛行检测研究的主流方法。

随着电子信息技术的快速发展，各类功能强大的新型相机也随之普及和应用，深度相机和热红外相机可以获得目标的深度和温度信息[97,99]，这些信息可以表达可见光相机无法提取的生理指标，为跛行检测提供了不同的研究角度和方向。基于可见光相机的奶牛跛行检测研究目前存在一定的局限性：首先，许多农场由于建筑结构限制，不具备安装侧视相机的空间[103]；其次，照明条件和背景的变化会影响特征提取效果[104]；最后，可见光相机采集的二维信息使得后期算法对奶牛跛行特征的空间位置关系判别较为模糊，难以满足奶牛跛行高精度检测的需要。相比之下，深度相机在一定程度上可以避免上述问题[21]。

深度相机可以检测每个像素点到相机的距离，以获得目标的三维空间信息，在一定程度上降低了光照等周围环境变化的干扰。利用奶牛步态三维空间信息，可准确获得奶牛行走过程中的空间位置关系，便于剖析奶牛时空运动层次结构，为跛行奶牛时空运动变化规律研究提供数据基础。在基于深度相机奶牛的跛行检测研究中，

深度相机普遍被架设于通道上方，以获取奶牛行走过程中其背部姿态的三维视频图像，研究人员主要通过奶牛的背部姿态和脊柱弯曲角度检测奶牛跛行。与可见光相机相比，深度相机对环境条件的要求更低，更容易获取图像。此外，深度相机更适合长期观察和数据收集以进行统计分析[91]。但另一方面，由于深度图像数据量较大并且相机的视野较小[97]，需要控制奶牛行走速度[105]。此外，步态是奶牛跛行检测的重要指标[106]，无法获得腿部图像限制了深度相机检测奶牛跛行的全面性。

后续的研究发现，当牛蹄受损时，其冠状动脉区域温度会发生变化[99]，因此研究人员通过热红外相机获取牛蹄表面温度并分析其温度变化实现了奶牛跛行检测[100]。由于早期跛行奶牛的运动特征变化并不显著[107]，红外热成像技术作为跛行早期检测和预防的一种诊断方法具有较大潜力。但热成像技术在早期的跛行检测研究中主要用于检测牛蹄温度，并且需要近距离拍摄奶牛牛蹄热图像，难以实现自动化系统集成。

总而言之，三种相机均可以用于奶牛跛行检测研究，依托不同类型相机所构建的检测系统，具有不同的拍摄角度、数据采集格式和检测方法，并且各有优缺点。不同的研究依据其检测的环境和需求，需要选择不同类型的相机实现跛行检测。

3.2.2 跛行检测方法介绍

跛行奶牛和健康奶牛行走过程中的行为姿态存在差异[108]，例如跛行奶牛行走时速度慢、步幅小并伴随着背部弯曲和头部摆动[109]。这些行为变化主要是由于奶牛会通过减少病肢蹄的承重以减少蹄部的疼痛。上述行为变化成为了跛行检测研究的重要依据。早期研究人员检测跛行主要利用运动评分系统中描述的奶牛运动特征，例如弓背[97]，头部摆动[110]和步态不均匀[96]等。除此之外，研究人员还发现一些运动特征与跛行之间存在着相关性，包括蹄踏时间[111]、轨迹跟踪[112]、牛蹄关节角度[113]、奶牛颈背部斜率[93]以及支撑相的差异等[94]。上述奶牛运动特征均可以用于检测跛行，但效果不同，并且在特征选择上，还应考虑从视频图像中提取不同特征的难度。早期的研究大多使用单一特征来评估跛行，单特征检测具有信息收集速度快，分类算法简单等优点，但不能准确、全面地表征奶牛跛行程度[109]。例如，弓背曲率可以用于检测跛行，但是一些跛行的奶牛不会表现弓背，而一些非跛行的奶牛由于患有腹痛、心包疾病和胸膜肺炎等疾病，也会表现出弓背[114]。研究人员根据对跛行奶牛各种异常行为指标的调查，总结出对称性、跟踪、脊柱弯曲、头部摆动、速度和外展的权重分别为24%、20%、19%、15%、12%和9%，因此使用多个特征进行跛行检测理论上可以使检测更加全面[109]。

随着图像处理技术的发展，许多研究致力于使用图像处理技术，从视频中更准确的提取奶牛跛行特征[112]。图像处理技术面临的主要问题是如何从复杂的背景中准确地定位行走的奶牛。传统的背景减除法易受外部因素干扰，奶牛前景分割精度较低[115]。因此，研究人员提出一系列提高图像处理效果的方法，包括增加背景和前景对比度、多种图像处理方法结合以及分析像素特征等[115-118]。然而，使用图像处理算法检测奶牛关键位置信息，仍存在效率较低且检测效果不佳等问题。近年来，随着深度学习技术迅速的发展和应用，在图像分类与目标跟踪方面，其精度已经普遍超过了传统的图像处理方法。研究人员发现利用深度学习技术可以较为准确地检测奶牛运动特征，满足了自然场景中奶牛关键部位高精度检测的要求[104]。

选择并获取跛行特征信息后，研究人员会依据各种特征信息对跛行进行分类[111]。传统分类方法为阈值分析，根据不同跛行等级的特征数据定义分类阈值，并根据奶牛的特征值和分类阈值确定其跛行等级。由于奶牛是复杂且时变的个体[119]，用于检测跛行的变量会受到奶牛个体特异性影响[120]，早期的大部分研究多是针对奶牛

群体定义跛行检测的阈值和标准，但没有关注个体差异[107]。后续的研究中，研究人员使用k-邻域、双向长短期记忆网络以及其他机器学习和深度学习算法对奶牛跛行进行分类[93,95,96]，准确率均超过90%。关于哪一种分类算法最适用于跛行检测，尚未达成共识[121]。然而，当使用多个特征检测跛行时，理论上可以得到更准确的检测结果，因此机器学习（包括深度学习）算法将会有更广阔的应用空间。

综上所述，基于计算机视觉的奶牛跛行识别已经取得了较好的研究进展，识别准确率以及自动化程度已经显著提高。基于可见光相机、深度相机以及热红外相机的方法都可以较好地实现奶牛跛行检测，但三者各有优势和劣势，适用场景也各不相同，因此在养殖场进行实际应用阶段，需要根据实际情况选取最适合的方案。

4 面临的挑战和发展建议

目前，有关计算机视觉奶牛生理参数监测与疾病诊断技术的研究多集中在方法探究和算法研发阶段，并没有实现大范围的普及应用，成熟的商业化产品较少。计算机视觉技术应用于精细畜牧业的构建中，不仅需要其具有良好的检测精度，还需要充分考虑其检测速度、设备成本、系统鲁棒性和操作难度，现有技术尚未达到智能养殖对应用系统可靠、准确、低成本及易维护的需求[11]。因此，本文根据计算机视觉技术在养殖业中的研究成果，结合养殖业的发展现状和养殖场的实际需求，总结了计算机视觉技术在奶牛生理参数监测和疾病诊断方面普及应用所面临的问题和挑战，并提出了相应的发展建议。

4.1 面临的问题和挑战

（1）检测准确性仍有待提高。目前基于计算机视觉的奶牛生理参数监测和疾病诊断相关研究，其结果大多无法满足养殖场应用的精度需求。分析其原因在于，首先，计算机视觉技术固有的信息限制问题。计算机视觉技术的非接触信息获取方式减少了奶牛的应激反应并且提高了工作效率。然而，这种方式获取的信息种类单一，导致了该技术针对一些生理参数或疾病的检测无法沿用传统或者精度较高的方法。因此，仅依靠计算机视觉技术所获取的有限信息无法实现精准检测；其次，生物的个体特异性影响问题。所有畜禽包括奶牛都是复杂且时变的个体[119]，不同个体的生长情况、生长阶段以及对疾病的忍耐程度等特征存在差异，影响了后续监测和诊断算法结果的精度。最后，信息提取存在误差。计算机视觉检测模型需要从系统所获取的图像中提取特定的信息用于后续的监测和诊断，目前的信息提取精度相较于人工标定仍存在差距，尤其是受奶牛姿态或环境因素影响严重，进而导致了后续检测结果精度的下降。

（2）环境因素影响较大。目前中国的养殖场并没有完全实现规模化和现代化，环境条件仍是制约计算机视觉技术应用普及的重要因素。由于养殖场环境复杂，环境气候、光照条件、奶牛粪污及气体腐蚀等因素对设备寿命以及检测结果的影响较大[11]。一方面，应通过有效的信息感知与环境调控[9]改善养殖场的设施环境以提高奶牛的生活福利和养殖场的经济效益，为更多种类的传感器在养殖场中的应用提供有利条件，进而提高养殖场的智能化与自动化，形成良性循环；另一方面，在针对计算机视觉的奶牛养殖研究过程中，要充分考虑环境等外界因素对系统稳定性和准确性的影响，通过硬件设计与算法修正，提高计算机视觉系统在养殖场环境下的鲁棒性。

（3）非标准化养殖场结构制约了检测系统普及。目前，中国推行的养殖场设计规范主要针对的是生物安全、畜禽防疫、环境保护和奶牛福利等问题[122]。虽然养殖场的现代化、规范化发展在一定程度上为智能传感器设施提供了装备空间，但计算机视觉系统对养殖场建筑结构与硬件设施要求较高，目前养殖场结构仍没有实现完全的标准化，限制了计算机视觉系统的普及应用。基于计算机视觉的奶牛生理参数监测与疾病诊断

系统工作需要奶牛依次通过相机拍摄视野，因此需要养殖场具备相应的采集通道，并且在通道两侧与上方需要有足够的空间用于系统搭建。由于缺乏标准化规定，养殖场建筑结构与硬件设施差异较大，因此系统的普适性和泛化性仍有待提高。

（4）检测系统成本较高。检测系统的成本和检测能力是影响其在养殖场使用的两个主要因素。计算机视觉系统主要由相机和计算机（工控机）组成。相机（可见光相机、深度相机和热红外相机）价格跨度较大，尤其是热红外相机目前价格相对较高。但廉价相机采集的数据会为后续的数据处理过程带来困难（如鬼影图像），从而影响检测结果。因此对于检测系统的开发，不仅要保证其检测性能，同时也要充分考虑其价格成本的受众情况。

4.2 未来发展建议

计算机视觉技术作为中国畜禽养殖业智能化发展的重要环节，可以在奶牛生理参数监测与疾病诊断领域充分发挥其无应激、高效率等优势，为了更好地推动基于计算机视觉的奶牛生理参数监测与疾病诊断研究发展，尽早实现产业化集成和应用推广，本文提出以下发展建议。

（1）针对目前研究精度仍有待提高的问题，作者认为后续的研究仍要以算法研发为主要工作，包括感知算法和决策算法均存在较大的提升空间，感知算法要力求“测得准”，决策算法则要追求“测得对”，充分发挥计算机视觉技术可以连续检测、数据量大的优势，利用云计算、深度学习与大数据等智能计算技术对大量信息进行分析和处理[9]。

（2）在检测系统普及应用方面，需要在硬件设计过程中充分考虑系统的普适性和装备的灵活性，在不影响养殖场正常工作的基础上减少空间占用率。在系统成本方面，首先，随着电子技术的发展，同性能水平电子设备的价格会趋于下降[123]；此外，当多项研究技术被集成到计算机视觉系统中时，设备成本会间接降低。因此，应提高系统的功能集成化与数据利用率，拓展计算机视觉系统功能，并且在不影响系统检测能力的前提下，减少设备成本，探究均衡设备成本与精度的解决方案[124]。

目前，中国畜禽养殖业逐步向规模化及标准化方向过渡[9]，计算机视觉技术结合大数据、云计算和深度学习等智能技术在畜牧生产中应用前景广阔，相关研究人员应在充分考虑养殖场需求的基础上，探索适用于中国不同区域、不同模式与规模养殖场的高精度、低成本计算机视觉奶牛生理参数监测与疾病诊断系统，为提高动物福利、加强养殖场的信息管理效率以及生物安全防治提供有力的技术支持，助推中国智能养殖业和农业现代化快速发展。

参考文献：

[1] 王艳阳, 李彤, 刘佳丽, 等. 中国奶牛产业发展现状与对策[J]. 黑龙江畜牧兽医, 2017(24): 23-26.

[2] 陈艳飞. 奶牛产业发展现状与未来[J]. 养殖与饲料, 2018(7): 105-106.

[3] 农业农村部: "十四五"奶业竞争力提升行动方案[J]. 北方牧业, 2022(5):14-15.

[4] 李胜利, 姚琨, 曹志军, 等. 2021年奶牛产业技术发展报告[J]. 中国畜牧杂志, 2022(3): 244-249.

[5] 刘一明. 实施九大任务 提振奶业发展——"十四五"奶业竞争力如何提升有了行动方案[N]. 农民日报, 2022-03-03(6).

[6] 刘继芳, 韩书庆, 齐秀丽. 中国信息化畜禽养殖技术应用现状与展望[J]. 中国乳业, 2021(12): 47-52.
LIU J, HAN S, QI X. Application progress and prospects of the livestock and poultry informatized breeding technology in China[J]. China Dairy, 2021(12): 47-52.

[7] 王国占, 侯方安, 车宇. 国内外无人化农业发展状况[J]. 农机科技推广, 2020(8): 8-9, 15.

[8] 高学杰. 高产奶牛养殖技术要点与疾病防控[J]. 畜禽业, 2022, 33(3): 128-130.

[9] 滕光辉. 畜禽设施精细养殖中信息感知与环境调控综述[J]. 智慧农业, 2019,1(3): 1-12.
TENG G. Information sensing and environment control of precision facility livestock and poultry farming[J]. Smart Agriculture, 2019, 1(3): 1-12.

[10] 赵春江. 智慧农业发展现状及战略目标研究[J]. 智慧农业, 2019, 1(1): 1-7.
ZHAO C. State-of-the-art and recommended developmental strategic objectives of smart agriculture[J]. Smart Agriculture, 2019, 1(1): 1-7.

[11] 韩书庆, 张晶, 程国栋, 等. 奶牛跛行自动识别技术研究现状与挑战[J]. 智慧农业(中英文), 2020, 2(3): 21-36.
HAN S, ZHANG J, CHENG G, et al. Current state and challenges of automatic lameness detection in dairy cattle[J]. Smart Agriculture, 2020, 2(3): 21-36.

[12] 徐文娇, 董彦君, 董玉兰, 等. 不同年龄段奶牛临床参数和血常规生理指标调查分析[J]. 中国兽医杂志, 2017, 53(10): 28-30.
XU W, DONG Y, DONG Y, et al. Different age paragraph the cow clinical parameters and routine blood physiological index analysis[J]. Chinese Journal of Veterinary Medicine, 2017, 53(10): 28-30.

[13] 吴宇峰, 李一鸣, 赵远洋, 等. 基于计算机视觉的奶牛体况评分研究综述[J]. 农业机械学报, 2021, 52(S1): 268-275.
WU Y, LI Y, ZHAO Y, et al. Review of research on body condition score for dairy cows based on computer vision[J]. Transactions of the CSAM, 2021, 52(S1): 268-275.

[14] 张小栓, 张梦杰, 王磊, 等. 畜牧养殖穿戴式信息监测技术研究现状与发展分析[J]. 农业机械学报, 2019, 50(11): 1-14.
ZHANG X, ZHANG M, WANG L, et al. Research status and development analysis of wearable information monitoring technology in animal husbandry[J]. Transactions of the CSAM, 2019, 50(11): 1-14.

[15] 李胜利, 姚琨, 曹志军, 等. 2021年奶牛产业技术发展报告[J]. 中国畜牧杂志, 2022, 58(3): 239-244.
LI S, YAO K, CAO Z, et al. Technical development report of the dairy industry in 2021[J]. Chinese Journal of Animal Science, 2022, 58(3): 239-244.

[16] STAJNKO D, BRUS M, HOČEVAR M. Estimation of bull live weight through thermographically measured body dimensions[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 61(2): 233-240.

[17] TAŞDEMIR Ş, ÜRKMEZ A, İNAL Ş. A fuzzy rule-based system for predicting the live weight of Holstein cows whose body dimensions were determined by image analysis[J]. Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences, 2011, 19(4): 689-703.

[18] 郭浩, 张胜利, 马钦, 等. 基于点云采集设备的奶牛体尺指标测量[J]. 农业工程学报, 2014, 30(5): 116-122.
GUO H, ZHANG S, MA Q, et al. Cow body measurement based on Xtion[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(5): 116-122.

[19] MARINELLO F, PEZZUOLO A, CILLIS D, et al. Application of Kinect-Sensor for three-dimensional body measurements of cows[C]// 7th European Conference on Precision Livestock Farming, ECPLF 2015. Milan, Italy: European Conference on Precision Livestock Farming, 2015: 661-669.

[20] NIR O, PARMET Y, WERNER D, et al. 3D Computer-vision system for automatically estimating heifer height and body mass[J]. Biosystems Engineering, 2018, 173: 4-10.

[21] PEZZUOLO A, GUARINO M, SARTORI L, et al. A feasibility study on the use of a structured light depth-camera for three-dimensional body measurements of dairy cows in free-stall barns[J]. Sensors, 2018, 18(3): ID 673.

[22] LE COZLER Y, ALLAIN C, CAILLOT A, et al. High-precision scanning system for complete 3D cow body shape imaging and analysis of morphological traits[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157: 447-453.

[23] 李琦, 刘伟, 赵建敏. 基于双目视觉及Mask RCNN的牛体尺无接触测量[J]. 黑龙江畜牧兽医, 2020(12): 46-50.
LI Q, LIU W, ZHAO J. Non-contact measurement of bovine body size based on binocular vision and Mask RCNN[J]. Heilongjiang Animal Science and Veterinary Medicine, 2020(12): 46-50.

[24] 初梦苑. 基于三维重建的奶牛体尺检测与体重预估研究[D]. 保定: 河北农业大学, 2020.
CHU M. Research on body measurement and weight estimation of cows based on 3D reconstruction[D]. Baoding: Hebei Agricultural University, 2020.

[25] KAMCHEN S G, SANTOS E FDOS, LOPES L B, et al. Application of depth sensor to estimate body mass and morphometric assessment in Nellore heifers[J]. Livestock Science, 2021, 245: ID 104442.

[26] ZHANG J, ZHUANG Y, JI H, et al. Pig weight and body size estimation using a multiple output regression convolutional neural network: A fast and fully automatic method[J]. Sensors, 2021, 21(9): ID 3218.

[27] GUO H, MA X, MA Q, et al. LSSA_CAU: An interactive 3D point clouds analysis software for body measurement of livestock with similar forms of cows or pigs[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 138: 60-68.

[28] FORBES A, DE OLIVEIRA M, DENNIS M R. Structured light[J]. Nature Photonics, 2021, 15(4): 253-262.

[29] HEINRICHS A J, ROGERS G W, COOPER J B. Predicting body weight and wither height in Holstein heifers using body measurements[J]. Journal of Dairy Science, 1992, 75(12): 3576-3581.

[30] LESOSKY M, DUMAS S, CONRADIE I, et al. A live weight-heart girth relationship for accurate dosing of east African shorthorn zebu cattle[J]. Tropical Animal Health and Production, 2012, 45(1): 311-316.

[31] 刘忠超, 范伟强, 何东健. 奶牛体温检测研究进展[J]. 黑龙江畜牧兽医, 2018(19): 41-44.
LIU Z, FAN W, HE D. Research progress of body temperature detection in dairy cows[J]. Heilongjiang Animal Science and Veterinary Medicine, 2018(19): 41-44.

[32] 何东健, 宋子琪. 基于热红外成像与骨架树模型的奶牛眼温自动检测[J]. 农业机械学报, 2021, 52(3): 243-250.
HE D, SONG Z. Automatic detection of dairy cow's eye temperature based on thermal infrared imaging technology and skeleton tree model[J]. Transactions of the CSAM, 2021, 52(3): 243-250.

[33] 张磊, 董茹月, 侯宇, 等. 奶牛体温评价指标及测定方法研究进展[J]. 动物营养学报, 2020, 32(2): 548-557.
ZHANG L, DONG R, HOU Y, et al. Research progress on evaluation indices and measurements of body temperature in dairy cows[J]. Chinese Journal of Animal Nutrition, 2020, 32(2): 548-557.

[34] CUTHBERTSON H, TARR G, GONZÁLEZ L A. Methodology for data processing and analysis techniques of infrared video thermography used to measure cattle temperature in real time[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 167: ID 105019.

[35] WILLARD S, DRAY S, FARRAR R, et al. Use of infrared thermal imaging to quantify dynamic changes in body temperature following lipopolysaccharide (LPS) administration in dairy cattle[J]. Journal of Animal Science, 2007, 85: ID26.

[36] HOFFMANN G, SCHMIDT M, AMMON C, et al. Monitoring the body temperature of cows and calves using video recordings from an infrared thermography camera[J]. Veterinary Research Communications, 2013, 37(2): 91-99.

[37] SALLES M S V, SILVA S CDA, SALLES F A, et al. Mapping the body surface temperature of cattle by infrared thermography[J]. Journal of Thermal Biology, 2016, 62: 63-69.

[38] PENG D, CHEN S, LI G, et al. Infrared thermography measured body surface temperature and its relationship with rectal temperature in dairy cows under different temperature-humidity indexes[J]. International Journal of Biometeorology, 2019, 63(3): 327-336.

[39] 何金成, 张鲜, 李素青, 等. 环境温湿度及测量部位对奶牛红外热成像温度的影响[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版), 2020, 46(4): 500-508.
HE J, ZHANG X, LI S, et al. Effects of ambient temperature and relative humidity and measurement site on the cow's body temperature measured by infrared thermography[J]. Journal of Zhejiang University (Agric. & Life Sci.), 2020, 46(4): 500-508.

[40] JADDOA M A, GONZALEZ L, CUTHBERTSON H, et al. Multiview eye localisation to measure cattle body temperature based on automated thermal image processing and computer vision[J]. Infrared Physics & Technology, 2021, 119: ID 103932.

[41] 张旭东, 康熙, 马丽, 等. 基于热红外图像的奶牛乳房炎自动检测方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(S1): 248-255, 282.
ZHANG X, KANG X, MA L, et al. Automatic detection method of dairy cow mastitis based on thermal infrared image[J]. Transactions of the CSAM, 2019, 50 (S1): 248-255, 282.

[42] ZHANG X, KANG X, FENG N, et al. Automatic recognition of dairy cow mastitis from erthmal images by a deep learning detector[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 178: ID 105754.

[43] 孙雨坤, 岳奎忠, 李文茜, 等. 图像信息技术在奶牛生产中的应用[J]. 动物营养学报, 2018, 30(5): 1626-1632.
SUN Y, YUE K, LI W, et al. Application of image information technology in dairy cow production[J]. Chinese Journal of Animal Nutrition, 2018, 30(5): 1626-1632.

[44] KUZUHARA Y, KAWAMURA K, YOSHITOSHI R, et al. A preliminarily study for predicting body weight and milk properties in lactating Holstein cows using a three-dimensional camera system[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 111: 186-193.

[45] HANSEN M F, SMITH M L, SMITH L N, et al. Automated monitoring of dairy cow body condition, mobility and weight using a single 3D video capture device[J]. Computers in Industry, 2018, 98: 14-22.

[46] TASDEMIR S, URKMEZ A, INAL S. Determination of body measurements on the Holstein cows using digital image analysis and estimation of live weight with regression analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 76(2): 189-197.

[47] 张立倩. 基于模糊逼近计算视觉算法的奶牛体重测量[J]. 科技通报, 2013, 29(11): 149-152.
ZHANG L. The cows weight calculation based on non-measurement machine vision[J]. Bulletin of Science and Technology, 2013, 29(11): 149-152.

[48] SONG X, BOKKERS E A M, VAN DER TOL P P J, et al. Automated body weight prediction of dairy cows using 3-dimensional vision[J]. Journal of Dairy Science, 2018, 101(5): 4448-4459.

[49] 牛金玉. 基于三维点云的奶牛体尺测量与体重预测方法研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2018.
NIU J. Body size measurement and weight prediction for dairy cows based on 3D point cloud[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2018.

[50] LE COZLER Y, ALLAIN C, XAVIER C, et al. Volume and surface area of Holstein dairy cows calculated from complete 3D shapes acquired using a high-precision scanning system: Interest for body weight estimation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 165: ID 104977.

[51] 初梦苑, 刘刚, 司永胜, 等. 基于三维重建的奶牛体重预估方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(S1): 378-384.
CHU M, LIU G, SI Y, et al. Predicting method of dairy cow weight based on three-dimensional reconstruction [J]. Transactions of the CSAM, 2020, 51(S1): 378-384.

[52] MEHMET K, BARDAKÇIOĞLU H E. Estimation of body weight and body condition score in dairy cows by

digital image analysis method[J]. Veterinary Journal of Mehmet Akif Ersoy University, 2021, 6(3): 115-121.

[53] 孙晓玉, 韩广文, 于孟虎,等. 荷斯坦牛体尺、体重性状遗传参数的估测及与产奶性能的相关分析[J]. 中国奶牛, 1999(3): 39-40.
SUN X, HAN G, YU M, et al. Estimation of genetic parameters of body size and body weight in Holstein cattle and their correlation with milk production performance[J]. China Dairy Cattle, 1999(3): 39-40.

[54] XIANG Y, NAKAMURA S, TAMARI H, et al. 3D model generation of cattle by shape-from-silhouette method for ict agriculture[C]// 2016 10th International Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems (CISIS). Piscataway, New York, USA: IEEE, 2016: 611-616.

[55] XAVIER C, LE COZLER Y, DEPUILLE L, et al. The use of 3-dimensional imaging of Holstein cows to estimate body weight and monitor the composition of body weight change throughout lactation[J]. Journal of Dairy Science, 2022, 105(5): 4508-4519.

[56] RUCHAY A, KOBER V, DOROFEEV K, et al. Comparative analysis of machine learning algorithms for predicting live weight of Hereford cows[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 195: ID 106837.

[57] 杭孝. 早期预警在奶牛疾病中的应用分析[J]. 今日畜牧兽医, 2021, 37(9): 25-26.

[58] 季凤娟. 奶牛常见疾病的防治措施[J]. 畜禽业, 2022, 33(1): 111-112.

[59] HORTET P, SEEGERS H. Loss in milk yield and related composition changes resulting from clinical mastitis in dairy cows[J]. Preventive Veterinary Medicine, 1998, 37(1-4): 1-20.

[60] 彭丹丹, 陈健, 赵越, 等. 脏污程度对奶牛乳区温度分布规律的研究[J]. 畜牧兽医学报, 2016, 47(4): 844-851.
PENG D, CHEN J, ZHAO Y, et al. Effect of smudgy degree on temperature distribution of the udder surface in dairy cow[J]. Acta Veterinaria et Zootechnica Sinica, 2016, 47(4): 844-851.

[61] VIGUIER C, ARORA S, GILMARTIN N, et al. Mastitis detection: Current trends and future perspectives[J]. Trends in Biotechnology, 2009, 27(8): 486-493.

[62] MIR A Q, BANSAL B K, GUPTA D K. Subclinical mastitis in machine milked dairy farms in Punjab: Prevalence, distribution of bacteria and current antibiogram[J]. Veterinary World, 2014, 7(5): 291-294.

[63] SCHUKKEN Y H, WILSON D J, WELCOME F, et al. Monitoring udder health and milk quality using somatic cell counts[J]. Veterinary Research, 2003, 34(5): 579-596.

[64] MAURO Z, VERONICA R, FABIO L, et al. First evaluation of infrared thermography as a tool for the monitoring of udder health status in farms of dairy cows[J]. Sensors, 2018, 18(3): ID 862.

[65] 蔡一欣, 马丽, 刘刚. 奶牛隐性乳房炎便携式计算机视觉快速检测系统设计与试验[J]. 农业工程学报, 2017, 33(S1): 63-69.
CAI Y, MA L, LIU G. Design and experiment of rapid detection system of cow subclinical mastitis based on portable computer vision technology [J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(S1): 63-69.

[66] VOORT M, JENSEN D, KAMPHUIS C, et al. Invited review: Toward a common language in data-driven mastitis detection research[J]. Journal of Dairy Science, 2021, 104(10): 10449-10461.

[67] LVENDAHL P, SRENSEN L P. Frequently recorded sensor data may correctly provide health status of cows if data are handled carefully and errors are filtered away [J]. Biotechnology, Agronomy, Society and Environment, 2016, 20(1): 3-12.

[68] DENG Z, HOGEVEEN H, LAM T, et al. Performance of online somatic cell count estimation in automatic milking systems[J]. Frontiers in Veterinary Science, 2020, 7: ID 221.

[69] JORGENSEN C H, KRISTENSEN A R, OSTERGAARD S, et al. Use of online measures of l-lactate dehydrogenase for classification of posttreatment mammary Staphylococcus aureus infection status in dairy cows[J]. Journal of Dairy Science, 2016, 99(10): 8375-8383.

[70] DALEN G, RACHAH A, NORSTEBO H, et al. The detection of intramammary infections using online somatic cell counts[J]. Journal of Dairy Science, 2019, 102(6): 5419-5429.

[71] HOGEVEEN H, KAMPHUIS C, STEENEVELD W, et al. Sensors and clinical mastitis: The quest for the perfect alert [J]. Sensors, 2010, 10(9): 7991-8009.

[72] DOMINIAK K N, KRISTENSEN A R. Prioritizing alarms from sensor-based detection models in livestock production—A review on model performance and alarm reducing methods[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 133: 46-67.

[73] JONES B F, PLASSMANN P. Digital infrared thermal imaging of human skin [J]. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, 2002, 21(6): 41-48.

[74] SATHIYABARATHI M, JEYAKUMAR S, MANIMARAN A, et al. Infrared thermography to monitor body and udder skin surface temperature differences in relation to subclinical and clinical mastitis condition in Karan fries (bos taurus×bos indicus) crossbred cows[J]. Indian Journal of Animal Sciences, 2018, 88(6): 694-699.

[75] 杨春合, 顾宪红, 曹正辉, 等. 奶牛左右乳区温度温差作为隐性乳房炎检测指标的可行性研究[J]. 畜牧兽医学报, 2015, 46(9): 1663-1670.
YANG C, GU X, CAO Z, et al. Study on possibility of

left and right quarter skin temperature difference as a detecting indicator for subclinical mastitis in dairy cows[J]. Acta Veterinaria et Zootechnica Sinica, 2015, 46 (9): 1663-1670.

[76] 郭艳娇, 杨圣慧, 迟宇, 等. 基于热红外图像的奶牛乳区温度分布与乳房炎识别方法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(2): 250-259.
GUO Y, YANG S, CHI Y, et al. Recognizing mastitis using temperature distribution from thermal infrared images in cow udder regions[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(2): 250-259.

[77] 王彦超, 康熙, 李孟飞, 等. 基于改进YOLO v3-tiny的奶牛乳房炎自动检测方法[J]. 农业机械学报, 2021,52 (S1): 276-283.
WANG Y, KANG X, LI M, et al. Automatic detection method for dairy cow mastitis based on improved YOLOv3-tiny[J]. Transactions of the CSAM, 2021, 52 (S1): 276-283.

[78] HOVINEN M, SIIVONEN J, TAPONEN S, et al. Detection of clinical mastitis with the help of a thermal camera[J]. Journal of Dairy Science, 2008, 91(12): 4592-4598.

[79] WOLLOWSKI L, BERTULAT S, KOSSATZ A, et al. Short communication: Diagnosis and classification of clinical and subclinical mastitis utilizing a dynamometer and a handheld infrared thermometer[J]. Journal of Dairy Science, 2019, 102(7): 6532-6539.

[80] 陈丽媛, 洪小华, 颜培实. 我国南方冬季和夏季肉牛体感温度研究[J]. 畜牧与兽医, 2015, 47(2): 40-44.
CHEN L, HONG X, YAN P. Effective temperature equation of cows during winter and summer seasons in southern of China[J]. Animal Husbandry and Veterinary Medicine , 2015, 47(2), 40-44.

[81] FRANZE U, GEIDEL S, HEYDE U, et al. Investigation of infrared thermography for automatic health monitoring in dairy cows[J]. Züchtungskunde, 2012, 84 (2): 158-170.

[82] BERRY R J, KENNEDY A D, SCOTT S L, et al. Daily variation in the udder surface temperature of dairy cows measured by infrared thermography: Potential for mastitis detection[J]. Canadian Journal of Animal Science, 2003, 83(4): 687-693.

[83] POURSABERI A, BAHR C, PLUK A, et al. Real-time automatic lameness detection based on back posture extraction in dairy cattle: Shape analysis of cow with image processing techniques [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 74(1): 110-119.

[84] TADICH N, FLOR E, GREEN L. Associations between hoof lesions and locomotion score in 1098 unsound dairy cows[J]. The Veterinary Journal, 2010, 184 (1): 60-65.

[85] SJÖSTRÖM K, FALL N, BLANCO-PENEDO I, et al. Lameness prevalence and risk factors in organic dairy herds in four European countries[J]. Livestock Science, 2018, 208: 44-50.

[86] GRIMM K, HAIDN B, ERHARD M, et al. New insights into the association between lameness, behavior, and performance in Simmental cows[J]. Journal of Dairy Science, 2019, 102(3): 2453-2468.

[87] AFONSO J S, BRUCE M, KEATING P, et al. Profiling detection and classification of lameness methods in British dairy cattle research: A systematic review and meta-analysis[J]. Frontiers in Veterinary Science, 2020, 7: 542-562.

[88] SPRECHER D J, HOSTETLER D E, KANEENE J B. A lameness scoring system that uses posture and gait to predict dairy cattle reproductive performance[J]. Theriogenology 1997, 47: 1179-1187.

[89] SCHLAGETER-TELLO A, BOKKERS E A M, KOERKAMP P W G G, et al. Relation between observed locomotion traits and locomotion score in dairy cows[J]. Journal of Dairy Science, 2015, 98(12): 8623-8633.

[90] ALSAAOD M, FADUL M, STEINER A. Automatic lameness detection in cattle[J]. The Veterinary Journal, 2019, 246: 35-44.

[91] PIETTE D, NORTON T, EXADAKTYLOS V, et al. Individualised automated lameness detection in dairy cows and the impact of historical window length on algorithm performance[J]. Animal, 2020, 14(2): 409-417.

[92] POURSABERI A, BAHR C, PLUK A, et al. Real-time automatic lameness detection based on back posture extraction in dairy cattle: Shape analysis of cow with image processing techniques[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 74(1): 110-119.

[93] 宋怀波, 姜波, 吴倩, 等. 基于头颈部轮廓拟合直线斜率特征的奶牛跛行检测方法[J]. 农业工程学报, 2018, 34(15): 190-199.
SONG H, JIANG B, WU Q, et al. Detection of dairy cow lameness based on fitting line slope feature of head and neck outline[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(15): 190-199.

[94] KANG X, ZHANG X D, LIU G. Accurate detection of lameness in dairy cattle with computer vision: A new and individualized detection strategy based on the analysis of the supporting phase[J]. Journal of Dairy Science, 2020, 103(11): 10628-10638.

[95] JIANG B, SONG H, WANG H, et al. Dairy cow lameness detection using a back curvature feature[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 194: 106729-106731.

[96] KANG X, LI S, LI Q, et al. Dimension-reduced spatiotemporal network for lameness detection in dairy cows[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 197: 106922-106932.

[97] VIAZZI S, BAHR C, HERTEM TVAN, et al. Comparison of a three-dimensional and two-dimensional cam-

era system for automated measurement of back posture in dairy cows[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 100: 139-147.

[98] JABBAR K A, HANSEN M F, SMITH M L, et al. Early and non-intrusive lameness detection in dairy cows using 3-dimensional video[J]. Biosystems Engineering, 2017, 153: 63-69.

[99] ALSAAOD M, BÜSCHER W. Detection of hoof lesions using digital infrared thermography in dairy cows[J]. Journal of Dairy Science, 2012, 95(2): 735-742.

[100] ALSAAOD M, SYRING C, DIETRICH J, et al. A field trial of infrared thermography as a non-invasive diagnostic tool for early detection of digital dermatitis in dairy cows[J]. The Veterinary Journal, 2014, 199(2): 281-285.

[101] 康熙, 李树东, 张旭东, 等. 基于热红外视频的奶牛跛行运动特征提取与检测[J]. 农业工程学报, 2021, 37(23): 169-178.
KANG X, LI S, ZHANG X, et al. Features extraction and detection of cow lameness movement based on thermal infrared videos[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(23): 169-178.

[102] FLOWER F C, SANDERSON D J, WEARY D M. Hoof pathologies influence kinematic measures of dairy cow gait[J]. Journal of Dairy Science, 2005, 88(9): 3166-3173.

[103] RUTTEN C J, VELTHUIS A G J, STEENEVELD W, et al. Invited review: Sensors to support health management on dairy farms[J]. Journal of Dairy Science, 2013, 96(4): 1928-1952.

[104] JIANG B, WU Q, YIN X, et al. FLYOLOv3 deep learning for key parts of dairy cow body detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 166: 104982-104990.

[105] OKURA F, IKUMA S, MAKIHARA Y, et al. RGB-D video-based individual identification of dairy cows using gait and texture analyses[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 165: 104944-104953.

[106] BEGGS D S, JONGMAN E C, HEMSWORTH P H, et al. Lame cows on Australian dairy farms: A comparison of farmer-identified lameness and formal lameness scoring, and the position of lame cows within the milking order[J]. Journal of Dairy Science, 2019, 102(2): 1522-1529.

[107] VIAZZI S, BAHR C, SCHLAGETER-TELLO A, et al. Analysis of individual classification of lameness using automatic measurement of back posture in dairy cattle[J]. Journal of Dairy Science, 2013, 96(1): 257-266.

[108] WEIGELE H C, GYGAX L, STEINER A, et al. Moderate lameness leads to marked behavioral changes in dairy cows[J]. Journal of Dairy Science, 2018, 101(3): 2370-2382.

[109] JONES B W. Behavioral gait change characterization and detection using precision dairy monitoring technologies[D]. Lexington: University of Kentucky, 2017.

[110] NUFFEL AVAN, ZWERTVAEGHER I, WEYENBERG SVAN, et al. Lameness de-tection in dairy cows: Part 2. Use of sensors to automatically register changes in locomotion or behavior. Animals (Basel) 2015, 5, 861-885.

[111] BERCKMANS D, BAHR C, LEROY T, et al. Automatic detection of lameness in dairy cattle—Analyzing image parameters related to lameness[C]// 8th International Livestock Environment Symposium, ILES VIII. St. Joseph, Michigan, USA: American Society of Agricultural and Biological Engineers, 2008: 949-956.

[112] SONG X, LEROY T, VRANKEN E, et al. Automatic detection of lameness in dairy cattle—Vision-based trackway analysis in cow's locomotion[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 64(1): 39-44.

[113] PLUK A, BAHR C, POURSABERI A,et al. Automatic measurement of touch and release angles of the fetlock joint for lameness detection in dairy cattle using vision techniques[J]. Journal of Dairy Science, 2012, 95(4): 1738-1748.

[114] RADOSTITS O M, GAY C C, HINCHCLIFF K W, et al. Veterinary medicine: A textbook of the diseases of cattle, horses, sheep, pigs and goats[M]. London: Saunders Ltd., 2007.

[115] POURSABERI A, BAHR C, PLUK A, et al. Online lameness detection in dairy cattle using body movement pattern (BMP) [C]// The 11th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications. Piscataway, New York, USA: IEEE, 2011: 732-736.

[116] ZHAO K, BEWLEY J M, HE D, et al. Automatic lameness detection in dairy cattle based on leg swing analysis with an image processing technique[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 148: 226-236.

[117] JIANG B, SONG H, HE D. Lameness detection of dairy cows based on a double normal background statistical model[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 158: 140-149.

[118] 康熙, 张旭东, 刘刚, 等. 基于机器视觉的跛行奶牛牛蹄定位方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(S1): 276-282.
KANG X, ZHANG X, LIU G, et al. Hoof location method of lame dairy cows based on machine vision[J]. Transactions of the CSAM, 2019(S1): 276-282.

[119] SCHLAGETER-TELLO A, HERTEM TVAN, BOKKERS E A M, et al. Performance of human observers and an automatic 3-dimensional computer-vision-based locomotion scoring method to detect lameness and hoof lesions in dairy cows[J]. Journal of Dairy Science, 2018, 101(7): 6322-6335.

[120] PIETTE D, NORTON T, EXADAKTYLOS V, et al. Individualised automated lameness detection in dairy cows and the impact of historical window length on algorithm performance[J]. Animals. 2020, 14(2): 409-417.
[121] O'LEARY N W, BYRNE D T, O'CONNOR A H, et al. Invited review: Cattle lameness detection with accelerometers[J]. Journal of Dairy Science, 2020, 103(5): 3895-3911.
[122] 张珂, 吴志明, 闫若潜, 等. 奶牛养殖场生物安全体系建设的现状、问题及对策[J]. 动物医学进展, 2016, 37(7): 110-114.
ZHANG K, WU M, YAN R, et al. Current situation, problems and countermeasures for construction of biosecurity system in dairy farms[J]. Progress in Veterinary Medicine, 2016, 37(7): 110-114.
[123] 闫河, 陈晓暾. 我国电子信息制造业出厂价格指数特征探究[J]. 价格理论与实践, 2015(10): 75-77.
[124] KANG X, ZHANG X, LIU G. A review: Development of computer vision-based lameness detection for dairy cows and discussion of the practical applications[J]. Sensors, 2021, 21(3): 753.

Advances and Challenges in Physiological Parameters Monitoring and Diseases Diagnosing of Dairy Cows Based on Computer Vision

KANG Xi[1,2,3], LIU Gang[1,2*], CHU Mengyuan[1,2], LI Qian[1,2], WANG Yanchao[1,2]

(1. *Key Lab of Smart Agriculture Systems*, *Ministry of Education*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*; 2. *Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*; 3. *School of Computing and Data Engineering*, *NingboTech University*, *Ningbo* 315200, *China*)

Abstract: Realizing the construction of intelligent farming by using advanced information technology, thus improving the living welfare of dairy cows and the economic benefits of dairy farms has become an important goal and task in dairy farming research field. Computer vision technology has the advantages of non-contact, stress-free, low cost and high throughput, and has a broad application prospect in animal production. On the basis of describing the importance of computer vision technology in the development of intelligent farming industry, this paper introduced the cutting-edge technology of cow physiological parameters and disease diagnosis based on computer vision, including cow temperature monitoring, body size monitoring, weight measurement, mastitis detection and lameness detection. The introduction coverd the development process of these studies, the current mainstream techniques, and discussed the problems and challenges in the research and application of related technology, aiming at the problem that the current computer vision-based detection methods are susceptible to individual difference and environmental changes. Combined with the development status of farming industry, suggestions on how to improve the universality of computer vision technology in intelligent farming industry, how to improve the accuracy of monitoring cows' physiological parameters and disease diagnosis, and how to reduce the influence of environment on the system were put forward. Future research work should focus on research and developmentof algorithm, make full use of computer vision technology continuous detection and the advantage of large amount of data, to ensure the accuracy of the detection, and improve the function of the system integration and data utilization, expand the computer vision system function. Under the premise that does not affect the ability of the system, to improve the study on the number of function integration and system function and reduce equipment costs.

Key words: dairy farming; computer vision technology; physiological parameters monitoring; diseases diagnosing; precision livestock farming; intelligent farming